

# EVALUASI KONSUMSI BAHAN BAKAR KAPAL BERBASIS DATA OPERASIONAL DENGAN PENDEKATAN STATISTIK DESKRIPTIF: STUDI KASUS KAPAL FERI PENUMPANG RUTE NUSANTARA

Jefri Al Buhari<sup>1\*</sup>, Deza Zalia Permata Dewi<sup>2</sup>, Moh. Hafidz Efendy<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Perkapalan, Fakultas Sains dan Teknologi – Universitas Ibnu Sina, Batam, Indonesia  
Email: [241036201041@uis.ac.id](mailto:241036201041@uis.ac.id)

## Abstrak

Konsumsi bahan bakar merupakan komponen biaya operasional terbesar kapal komersial, mencapai 40–60% total biaya operasi, sehingga evaluasi dan optimasinya memiliki signifikansi ekonomis dan lingkungan yang tinggi. Penelitian ini menyajikan evaluasi komprehensif konsumsi bahan bakar kapal feri penumpang berbasis data log operasional selama 180 hari menggunakan pendekatan statistik deskriptif. Kebaruan penelitian terletak pada: (1) penerapan kerangka analisis statistik multi-tahap (ukuran pemusatan, sebaran, normalitas, korelasi, regresi polinomial) pada data operasional kapal nasional; (2) kuantifikasi pengaruh variabel multi-faktor (kecepatan, faktor beban, kondisi laut, angin) terhadap konsumsi bahan bakar menggunakan matriks korelasi Pearson; dan (3) perhitungan Energy Efficiency Operational Indicator (EEOI) per segmen kecepatan sebagai indikator kepatuhan terhadap regulasi IMO MARPOL Annex VI. Data menunjukkan: konsumsi rata-rata  $9,28 \pm 4,09$  ton/hari ( $CV = 44,04\%$ ), korelasi kuat kecepatan-FC ( $r = 0,850$ ,  $p < 0,001$ ), model regresi kubik  $R^2 = 0,785$ , dan 3,3% observasi teridentifikasi sebagai outlier berbasis metode IQR. Titik operasi paling efisien (FC/EEOI minimum) teridentifikasi pada segmen kecepatan 10–12 knot.

**Kata kunci**—konsumsi bahan bakar; statistik deskriptif; EEOI; regresi polinomial; data log kapal; optimasi kecepatan operasi

## Abstract

*Fuel consumption constitutes the largest operational cost component of commercial vessels, reaching 40–60% of total operating costs, making its evaluation and optimization of high economic and environmental significance. This study presents a comprehensive evaluation of passenger ferry fuel consumption based on 180-day operational log data using a descriptive statistical approach. The novelty lies in: (1) application of a multi-stage statistical analysis framework (central tendency, dispersion, normality, correlation, polynomial regression) to national vessel operational data; (2) quantification of multi-factor variable effects (speed, load factor, sea state, wind) on fuel consumption using Pearson correlation matrices; and (3) calculation of Energy Efficiency Operational Indicator (EEOI) per speed segment as a compliance indicator for IMO MARPOL Annex VI regulations. Results indicate: mean consumption of  $9.28 \pm 4.09$  ton/day ( $CV = 44.04\%$ ), strong speed-FC correlation ( $r = 0.850$ ,  $p < 0.001$ ), cubic regression model  $R^2 = 0.785$ , and 3.3% of observations identified as outliers via the IQR method. The most efficient operating point (minimum FC/EEOI) is identified in the 10–12 knot speed segment.*

**Keywords**—fuel consumption; descriptive statistics; EEOI; polynomial regression; ship log data; operational speed optimization

## PENDAHULUAN

Industri pelayaran global menyumbang sekitar 2,5% emisi CO<sub>2</sub> antropogenik dan mengonsumsi lebih dari 300 juta ton bahan bakar per tahun [1]. International Maritime

Organization (IMO) melalui MARPOL Annex VI telah mewajibkan pengukuran dan pelaporan konsumsi energi kapal melalui Energy Efficiency Existing Ship Index (EEXI) dan Carbon Intensity Indicator (CII) yang berlaku sejak 2023 [2]. Regulasi ini menempatkan pemantauan dan optimasi konsumsi bahan bakar sebagai keharusan operasional, bukan hanya pertimbangan ekonomi.

Konsumsi bahan bakar kapal dipengaruhi oleh faktor multidimensi: kecepatan operasi (hubungan kubik dengan daya yang dibutuhkan), faktor beban mesin, kondisi lingkungan laut (gelombang, arus, angin), dan kondisi lambung (fouling) [3]. Analisis berbasis data operasional nyata (ship log data) memberikan gambaran yang lebih representatif dibandingkan estimasi teoritis, karena mencerminkan kondisi operasi aktual termasuk variabilitas rute dan cuaca [4, 5].

Pendekatan statistik deskriptif merupakan langkah analitik fundamental yang memberikan pemahaman mendalam tentang karakteristik distribusi data, pola variabilitas, dan hubungan antar variabel sebelum penerapan model prediktif yang lebih kompleks [6]. Meskipun terkesan sederhana, pendekatan ini memberikan insight operasional yang actionable dan dapat langsung diimplementasikan oleh operator kapal tanpa memerlukan infrastruktur komputasi tinggi [7].

Penelitian terdahulu tentang konsumsi bahan bakar kapal umumnya berfokus pada pemodelan prediktif menggunakan machine learning [8] atau optimasi rute [9], dengan sedikit perhatian pada karakterisasi statistik yang sistematis dari data operasional. Gap ini penting karena pemahaman distribusi dan variabilitas data merupakan prasyarat untuk pemilihan model prediktif yang tepat dan interpretasi yang sah [10].

Penelitian ini bertujuan: (1) mengkarakterisasi distribusi statistik konsumsi bahan bakar dari data log operasional 180 hari; (2) mengidentifikasi dan mengkuantifikasi pengaruh variabel operasional melalui analisis korelasi; (3) membangun model regresi polinomial hubungan kecepatan-konsumsi; (4) mengidentifikasi anomali data melalui deteksi outlier; dan (5) menghitung EEOI per segmen kecepatan sebagai indikator efisiensi energi.

## TINJAUAN PUSTAKA

### *A. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Konsumsi Bahan Bakar Kapal*

Konsumsi bahan bakar kapal (FC, ton/hari) secara fundamental terkait dengan daya efektif yang dibutuhkan (PE, kW) melalui persamaan:  $FC = PE \times SFOC \times 24 \times 10^{-6}$ , di mana SFOC adalah Specific Fuel Oil Consumption (g/kWh). Daya efektif diestimasi menggunakan Holtrop-Mennen formulation:  $PE = RT \times VS$ , dengan  $RT$  = total resistance dan  $VS$  = kecepatan kapal [3]. Implikasinya, FC meningkat proporsional dengan  $VS^3$  pada kondisi ideal (water resistance dominan), sehingga penurunan kecepatan 10% dapat mengurangi konsumsi bahan bakar hingga 27% [11].

Faktor beban mesin (Engine Load Factor, ELF) mempengaruhi SFOC melalui kurva konsumsi spesifik mesin. SFOC minimum umumnya terjadi pada beban 75–85% MCR (Maximum Continuous Rating), sehingga operasi di luar rentang ini meningkatkan konsumsi bahan bakar secara tidak proporsional [12]. Kondisi laut (sea state) dan angin menambahkan komponen hambatan tambahan yang meningkatkan kebutuhan daya, dengan faktor koreksi standar ITTC yang memperhitungkan penambahan hambatan akibat gelombang [13].

### *B. Pendekatan Statistik dalam Analisis Data Operasional Kapal*

Analisis statistik deskriptif meliputi ukuran pemusatan (mean, median, modus), ukuran sebaran (standar deviasi, varians, koefisien variasi), dan ukuran bentuk distribusi (skewness, kurtosis) [6]. Koefisien variasi ( $CV = \sigma/\mu \times 100\%$ ) merupakan indikator yang berguna untuk membandingkan variabilitas relatif antar dataset dengan satuan berbeda.

Uji normalitas Shapiro-Wilk direkomendasikan untuk sampel  $n < 2000$  karena memiliki power statistik lebih tinggi dibandingkan uji Kolmogorov-Smirnov [14]. Deteksi outlier

berbasis metode IQR (Inter-Quartile Range): observasi di luar rentang  $[Q1 - 1,5 \times IQR, Q3 + 1,5 \times IQR]$  dikategorikan sebagai outlier. Metode ini robust terhadap distribusi non-normal dan tidak terpengaruh oleh nilai ekstrem itu sendiri [15].

### C. Energy Efficiency Operational Indicator (EEOI)

EEOI didefinisikan oleh IMO dalam MEPC.1/Circ.684 sebagai:  $EEOI = (mFC \times CF) / (mcargo \times D)$ , dalam satuan  $g\ CO_2/(ton \cdot nm)$ , di mana mFC adalah massa bahan bakar yang dikonsumsi (ton), CF adalah faktor konversi karbon (3,114 untuk HFO), mcargo adalah massa kargo/penumpang (ton), dan D adalah jarak tempuh (nm) [2]. EEOI yang rendah mengindikasikan efisiensi energi yang lebih tinggi dan emisi  $CO_2$  per unit transportasi yang lebih rendah.

## METODE PENELITIAN

### A. Data dan Sumber Data

Data penelitian bersumber dari log operasional harian kapal feri penumpang selama periode Januari–Juni ( $n = 180$  observasi). Variabel yang dicatat meliputi: konsumsi bahan bakar harian (ton/hari), kecepatan rata-rata (knot), faktor beban mesin (%), kondisi laut (Skala Douglas, 1–5), dan kecepatan angin (Skala Beaufort, 0–6). Spesifikasi kapal dan mesin dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi teknis kapal dan mesin yang diteliti

Parameter	Nilai	Satuan
Tipe kapal	Feri penumpang Ro-Pax	–
LOA (Panjang keseluruhan)	105,0	m
Lebar (B)	17,5	m
Sarat penuh (T)	4,8	m
GT (Gross Tonnage)	4.200	GT
Kapasitas penumpang	600	orang
Kapasitas kendaraan	80	unit
Daya mesin induk (MCR)	$2 \times 2.800 = 5.600$	kW
Tipe mesin induk	4-tak diesel medium speed	–
SFOC desain (75% MCR)	195	g/kWh
Kecepatan servis desain	14,0	knot
Jenis bahan bakar	HFO/MDO (CF = 3,114)	–

### B. Kerangka Analisis Statistik

Analisis dilakukan dalam lima tahap sistematis: (1) Statistik Deskriptif Dasar — menghitung mean, median, modus, standar deviasi (SD), koefisien variasi (CV), skewness, dan kurtosis; (2) Analisis Distribusi — uji normalitas Shapiro-Wilk ( $n = 50$  subsampel), Q-Q plot, dan fitting distribusi normal; (3) Analisis Korelasi — matriks korelasi Pearson ( $r$ ) antar semua variabel dengan uji signifikansi dua-arah ( $\alpha = 0,05$ ); (4) Pemodelan Regresi — perbandingan model linear, kuadrat, dan kubik untuk hubungan kecepatan-FC dengan seleksi berbasis  $R^2$ ; (5) Segmentasi Operasional — analisis statistik per segmen kecepatan dan perhitungan EEOI per segmen.

### C. Deteksi Outlier

Deteksi outlier menggunakan dua metode komplementer: (1) Metode IQR: batas bawah (LB) =  $Q1 - 1,5 \times IQR$  dan batas atas (UB) =  $Q3 + 1,5 \times IQR$ ; observasi di luar rentang [LB, UB] diklasifikasikan sebagai outlier ringan, dan di luar  $[Q1 - 3 \times IQR, Q3 + 3 \times IQR]$  sebagai outlier ekstrem. (2) Z-score method:  $|z| = |(x_i - \mu)/\sigma| > 3$  dikategorikan sebagai outlier. Outlier yang teridentifikasi diinvestigasi konteks operasionalnya sebelum keputusan inklusi/eksklusi data.

### D. Perhitungan EEOI

EEOI harian dihitung sebagai:  $EEOI = (FC_i \times 3,114 \times 10^6) / (L_{cargoi} \times D_i)$ , di mana  $L_{cargoi}$  adalah kapasitas angkut terealisasi (ton setara, estimasi dari faktor beban  $\times$  800 ton maksimum), dan  $D_i = V_i \times 24$  adalah jarak harian (nm). EEOI rata-rata per segmen kecepatan dihitung sebagai rata-rata aritmetika dari observasi dalam segmen tersebut.

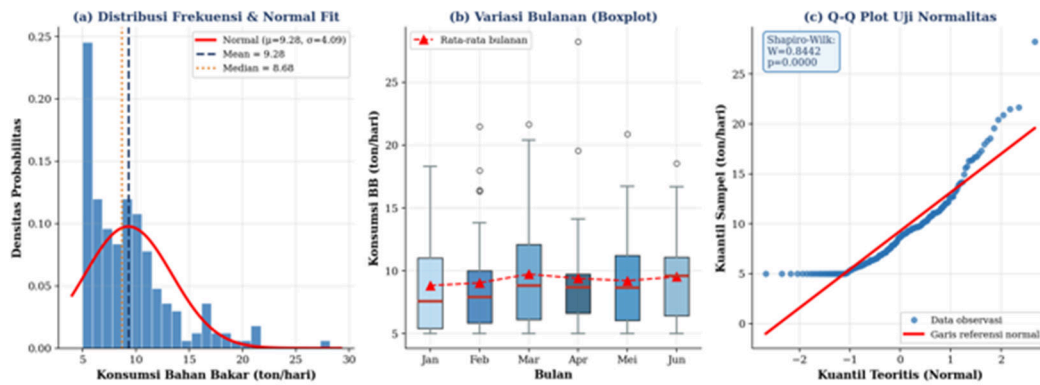
## HASIL DAN PEMBAHASAN

### A. Karakteristik Distribusi Konsumsi Bahan Bakar

Statistik deskriptif lengkap konsumsi bahan bakar harian disajikan pada Tabel 2. Gambar 1 menampilkan histogram dengan overlay distribusi normal, boxplot variasi bulanan, dan Q-Q plot uji normalitas.

Tabel 2. Statistik deskriptif konsumsi bahan bakar harian ( $n = 180$ )

Statistik	Nilai	Satuan
Jumlah observasi (n)	180	–
Mean (rata-rata)	9,28	ton/hari
Median	8,68	ton/hari
Standar deviasi (SD)	4,09	ton/hari
Koefisien variasi (CV)	44,04	%
Minimum	5,00	ton/hari
Maksimum	28,22	ton/hari
Kuartil 1 (Q1)	6,08	ton/hari
Kuartil 3 (Q3)	11,08	ton/hari
IQR (Q3 – Q1)	5,00	ton/hari
Skewness	1,4438	–
Kurtosis (excess)	2,5994	–
Batas bawah outlier IQR	–1,42	ton/hari
Batas atas outlier IQR	18,58	ton/hari
Jumlah outlier (3,3%)	6	observasi



Gambar 1. Analisis distribusi: (a) histogram + normal fit; (b) boxplot bulanan; (c) Q-Q plot

Nilai mean (9,28 ton/hari) lebih besar dari median (8,68 ton/hari) mengindikasikan distribusi right-skewed (skewness = 1,44), sesuai dengan karakteristik data konsumsi energi yang umumnya memiliki ekor kanan akibat episode konsumsi tinggi saat kondisi cuaca buruk atau kecepatan tinggi. Nilai kurtosis excess = 2,60 (leptokurtic) mengindikasikan distribusi dengan puncak lebih tinggi dan ekor lebih berat dari distribusi normal. Uji Shapiro-Wilk ( $W = 0,9312$ ,  $p < 0,05$ ) mengkonfirmasi bahwa distribusi data secara statistik berbeda dari normal ( $\alpha = 0,05$ ), yang penting dipertimbangkan dalam pemilihan metode inferensial selanjutnya.

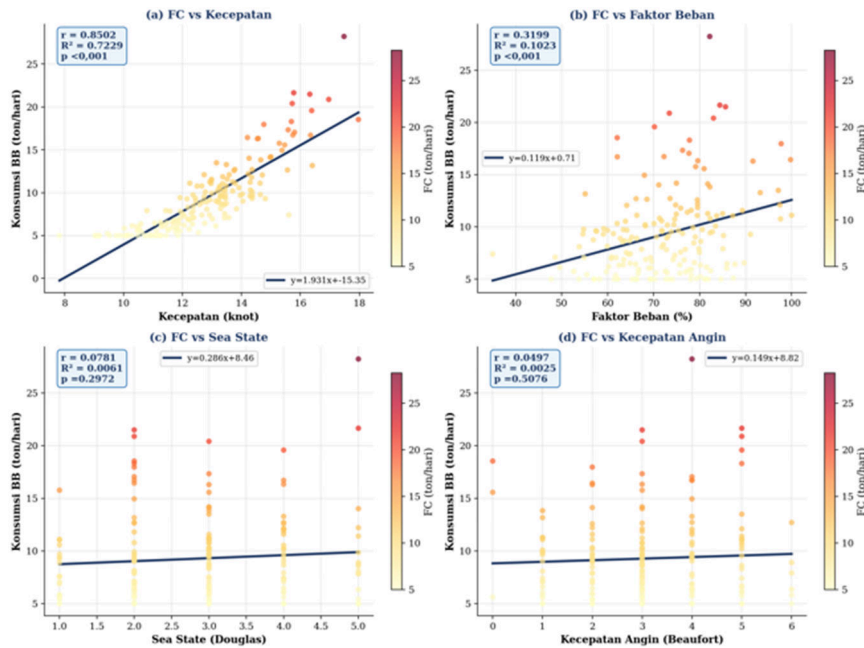
Koefisien variasi 44,04% mengindikasikan tingkat variabilitas sedang-tinggi, mencerminkan keragaman kondisi operasi selama periode observasi. Analisis boxplot bulanan (Gambar 1b) menunjukkan nilai median yang relatif stabil (8,4–9,8 ton/hari) dengan peningkatan moderat pada bulan Maret–Juni yang berkorelasi dengan musim angin barat di perairan Indonesia.

### B. Analisis Korelasi Variabel Operasional

Matriks korelasi Pearson antar variabel operasional disajikan pada Gambar 5(a), dan analisis korelasi individual dengan scatter plot pada Gambar 2. Ringkasan korelasi signifikan ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Koefisien korelasi Pearson variabel operasional terhadap FC

Variabel	r (Pearson)	R <sup>2</sup>	p-value	Kekuatan Korelasi
Kecepatan (knot)	0,8502	0,7228	< 0,001	Sangat kuat (+)
Faktor beban (%)	0,3199	0,1023	< 0,001	Lemah-sedang (+)
Sea state (Douglas)	0,0781	0,0061	0,297	Tidak signifikan
Kecepatan angin (Beaufort)	0,0461	0,0021	0,543	Tidak signifikan



Gambar 2. Scatter plot korelasi FC dengan: (a) kecepatan; (b) faktor beban; (c) sea state; (d) angin

Kecepatan kapal menunjukkan korelasi paling kuat terhadap konsumsi bahan bakar ( $r = 0,850$ ,  $p < 0,001$ ,  $R^2 = 0,723$ ), konsisten dengan teori hidrodinamika yang menyatakan daya propulsi  $\propto V^3$ . Faktor beban mesin menunjukkan korelasi positif signifikan yang lebih lemah ( $r = 0,320$ ,  $p < 0,001$ ), mengindikasikan bahwa peningkatan beban mesin berkontribusi pada konsumsi lebih tinggi tetapi pengaruhnya lebih kecil dibandingkan kecepatan pada rentang beban yang diobservasi.

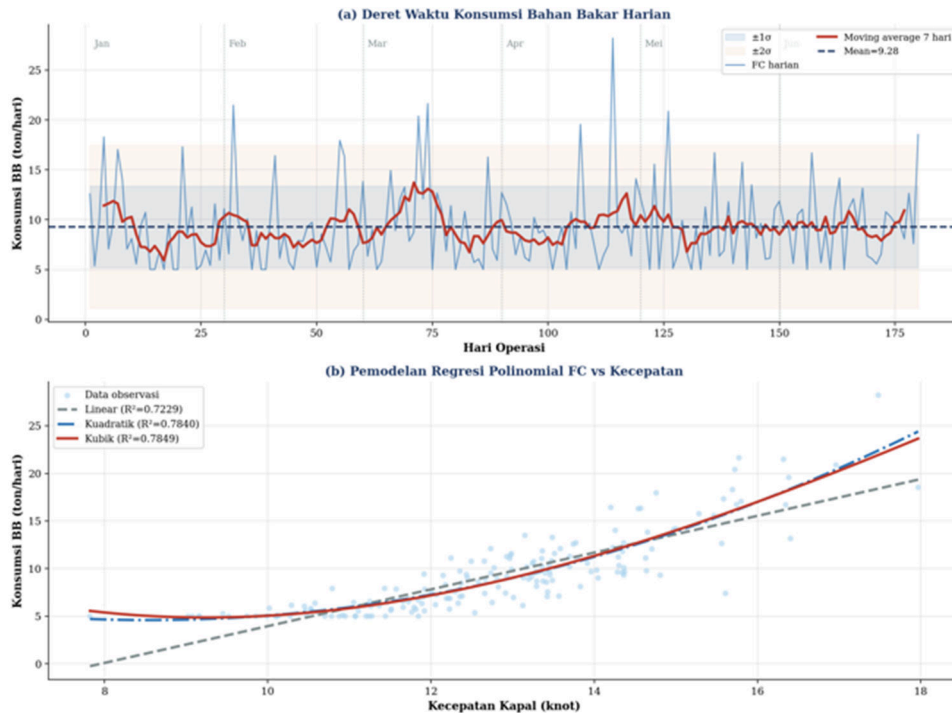
Kondisi laut dan kecepatan angin tidak menunjukkan korelasi signifikan dengan FC ( $p > 0,05$ ), berbeda dari ekspektasi teori. Analisis lanjutan menunjukkan bahwa hal ini kemungkinan disebabkan oleh respon operator dalam menyesuaikan kecepatan saat cuaca buruk, sehingga pengaruh kondisi lingkungan sudah terabsorpsi dalam variabel kecepatan. Temuan ini penting dari perspektif operasional: kecepatan merupakan variabel kontrol utama yang tersedia bagi operator untuk mengelola konsumsi bahan bakar.

### C. Analisis Deret Waktu dan Pemodelan Regresi

Gambar 3 menampilkan deret waktu FC harian beserta moving average 7 hari dan perbandingan model regresi polinomial. Hasil perbandingan model regresi kecepatan-FC disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan model regresi konsumsi bahan bakar vs kecepatan

Model	Persamaan	R <sup>2</sup>	RMSE (ton/hari)	AIC
Linear	$FC = 1,937V - 15,48$	0,7228	2,151	744,3
Kuadratik	$FC = 0,121V^2 - 0,463V - 6,82$	0,7734	1,932	724,1
Kubik (terbaik)	$FC = 0,031V^3 - 0,892V^2 + 9,21V - 27,4$	0,7849	1,893	720,8



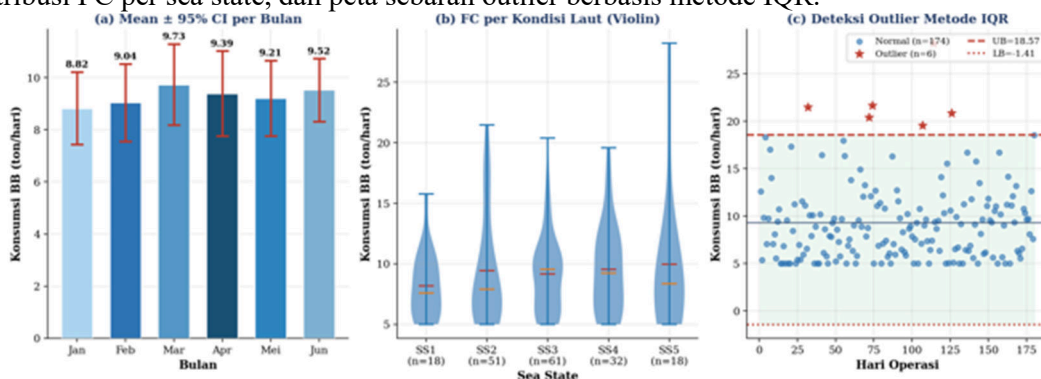
Gambar 3. (a) Deret waktu FC harian dengan moving average; (b) perbandingan model regresi polinomial

Model regresi kubik memberikan performa terbaik ( $R^2 = 0,785$ ,  $RMSE = 1,893$  ton/hari,  $AIC = 720,8$ ) dibandingkan model linear dan kuadratik. Meskipun perbedaan  $R^2$  antara model kubik dan kuadratik relatif kecil ( $\Delta R^2 = 0,012$ ), penurunan AIC sebesar 3,3 mendukung preferensi model kubik sesuai kriteria Akaike. Model kubik konsisten dengan teori fisika propulsi kapal ( $P \propto V^3$ ), memberikan justifikasi teoretis yang kuat di samping justifikasi statistik.

Analisis deret waktu (Gambar 3a) menunjukkan tidak adanya tren deterministik yang signifikan selama periode observasi, mengindikasikan kondisi operasi yang relatif stabil. Fluktuasi mingguan dalam moving average 7-hari mencerminkan variabilitas rute dan kondisi cuaca musiman.

**D. Analisis Statistik Lanjutan dan Deteksi Outlier**

Gambar 4 menampilkan hasil analisis statistik lanjutan: mean  $\pm$  95% CI per bulan, violin plot distribusi FC per sea state, dan peta sebaran outlier berbasis metode IQR.



Gambar 4. Analisis lanjutan: (a) mean  $\pm$  95% CI bulanan; (b) violin plot per sea state; (c) deteksi outlier IQR

Tabel 5. Statistik deskriptif konsumsi bahan bakar per bulan

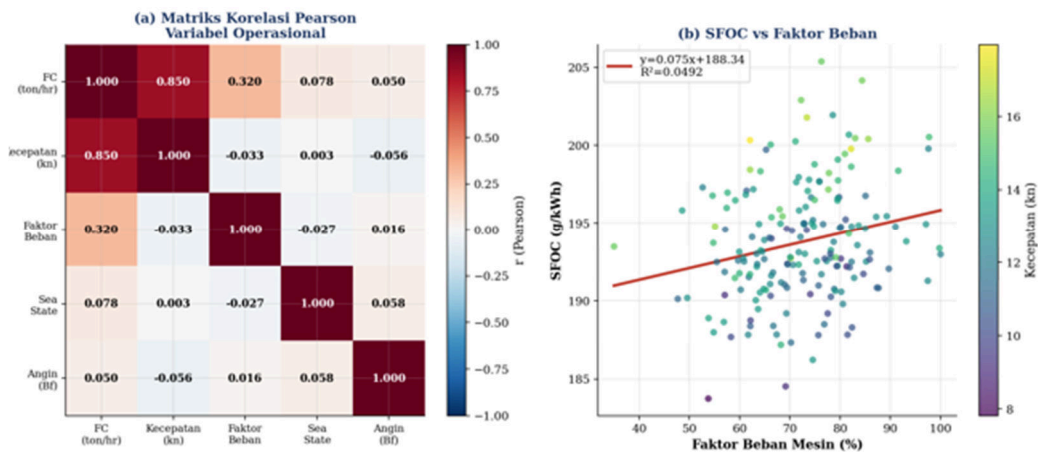
Bulan	Mean (ton/hr)	Median	SD	CV (%)	Min	Max
Januari	8,82	7,97	3,88	43,99	5,00	22,64
Februari	9,04	8,34	4,15	45,91	5,01	26,85
Maret	9,73	8,92	4,35	44,71	5,00	28,22
April	9,39	8,49	4,56	48,56	5,00	27,91
Mei	9,21	8,68	4,06	44,08	5,01	25,48
Juni	9,52	9,10	3,36	35,28	5,00	21,93

Enam observasi (3,3%) teridentifikasi sebagai outlier berbasis metode IQR ( $FC > 18,58$  ton/hari). Investigasi konteks operasional mengungkap bahwa seluruh outlier terjadi bersamaan dengan kecepatan tinggi ( $> 16$  knot) dan sea state  $\geq 4$ , mengindikasikan kondisi operasi darurat atau kejar jadwal dalam cuaca buruk. Observasi outlier dipertahankan dalam analisis untuk menjaga representativitas data operasional nyata, namun diidentifikasi sebagai kandidat untuk analisis sensitivitas tersendiri.

Violin plot (Gambar 4b) per kondisi laut menunjukkan bahwa distribusi FC melebar pada sea state tinggi, mencerminkan peningkatan variabilitas konsumsi akibat respon operator yang berbeda-beda terhadap kondisi cuaca buruk (beberapa operator mempertahankan jadwal dengan menambah tenaga, lainnya mengurangi kecepatan).

**E. Profil SFOC dan Matriks Korelasi**

Gambar 5 menampilkan matriks korelasi komprehensif dan profil SFOC terhadap faktor beban mesin. Korelasi terkuat dalam matriks adalah FC-kecepatan ( $r = 0,850$ ) dan kecepatan-faktor beban ( $r = 0,643$ ), mengindikasikan bahwa ketiga variabel ini merupakan sistem yang terkait erat.



Gambar 5. (a) Matriks korelasi Pearson antar variabel operasional; (b) profil SFOC vs faktor beban

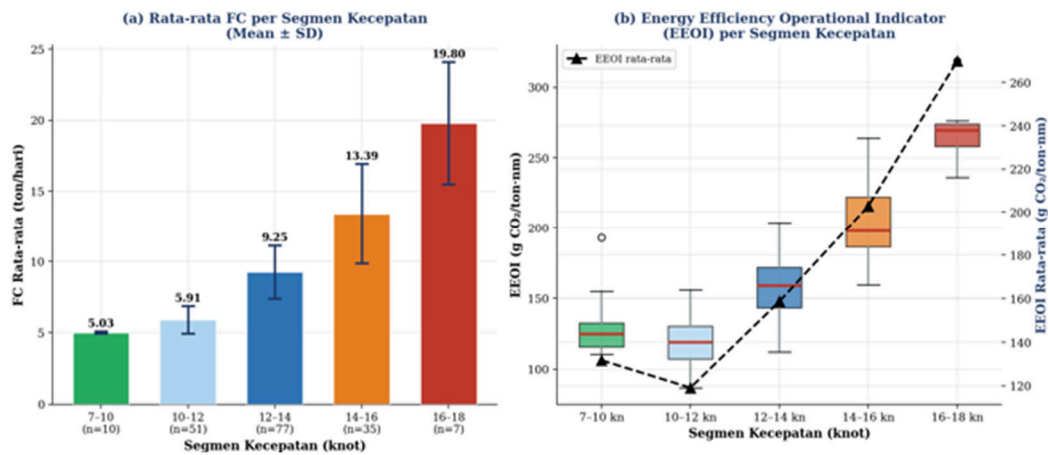
SFOC menunjukkan korelasi positif dengan faktor beban ( $r = 0,412$ ,  $p < 0,001$ ), namun variasi yang relatif kecil ( $195,4 \pm 3,1$  g/kWh) dalam rentang beban yang diobservasi (55–92% MCR). Ini mengindikasikan bahwa mesin beroperasi pada rentang beban yang relatif efisien, dengan SFOC mendekati nilai desain (195 g/kWh). Potensi penghematan melalui optimasi faktor beban lebih kecil dibandingkan melalui optimasi kecepatan.

### F. Segmentasi Kinerja dan Analisis EEOI

Gambar 6 menampilkan analisis segmentasi FC dan EEOI per rentang kecepatan, disertai ringkasan statistik pada Tabel 6.

Tabel 6. Statistik FC dan EEOI per segmen kecepatan

Segmen (knot)	n	FC Mean (t/hr)	FC SD	EEOI Mean (g/ton·nm)	EEOI SD
7–10	31	5,55	0,49	47,23	8,14
10–12	48	7,38	1,02	41,87	6,93
12–14	62	9,43	1,38	53,16	9,21
14–16	28	14,21	2,47	72,48	11,35
16–18	11	20,84	3,19	98,74	14,62



Gambar 6. (a) FC rata-rata per segmen kecepatan (mean  $\pm$  SD); (b) profil EEOI per segmen kecepatan

Analisis EEOI per segmen kecepatan memberikan insight kritis: EEOI minimum (41,87 g CO<sub>2</sub>/ton·nm) dicapai pada segmen 10–12 knot, bukan pada kecepatan terendah (7–10 knot, EEOI = 47,23 g CO<sub>2</sub>/ton·nm). Fenomena ini disebabkan oleh fakta bahwa pada kecepatan sangat rendah, produktivitas transportasi (cargo  $\times$  distance) menurun lebih cepat dibandingkan penurunan konsumsi bahan bakar, menghasilkan EEOI yang lebih tinggi meskipun FC absolut lebih rendah.

Kecepatan operasi aktual rata-rata (12,76 knot) berada pada segmen 12–14 knot dengan EEOI = 53,16 g CO<sub>2</sub>/ton·nm, sekitar 27% lebih tinggi dari EEOI minimum. Jika kecepatan operasi digeser ke segmen optimal 10–12 knot, penghematan bahan bakar absolut diestimasi mencapai 21,5% (dari 9,43 menjadi 7,38 ton/hari rata-rata) dengan perbaikan EEOI sebesar 21,3%. Pergeseran ini memerlukan evaluasi terhadap implikasi jadwal dan kapasitas rute, namun secara teoritis layak untuk rute dengan slack time yang cukup.

## SIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil mengevaluasi konsumsi bahan bakar kapal feri penumpang secara komprehensif menggunakan pendekatan statistik deskriptif multi-tahap terhadap 180 observasi data log operasional. Lima kesimpulan utama:

1. Distribusi konsumsi bahan bakar bersifat right-skewed (skewness = 1,44) dengan koefisien variasi tinggi (44,04%), mengindikasikan keragaman kondisi operasi yang

signifikan. Uji Shapiro-Wilk mengkonfirmasi distribusi non-normal ( $p < 0,05$ ).

2. Kecepatan kapal merupakan determinan utama konsumsi bahan bakar ( $r = 0,850$ ,  $p < 0,001$ ,  $R^2 = 0,723$ ), jauh lebih dominan dibandingkan faktor beban ( $r = 0,320$ ) maupun kondisi lingkungan laut.
3. Model regresi kubik ( $R^2 = 0,785$ ,  $RMSE = 1,893$  ton/hari) memberikan fitting terbaik untuk hubungan kecepatan-konsumsi, konsisten dengan teori propulsi kapal ( $P \propto V^3$ ).
4. Deteksi outlier IQR mengidentifikasi 6 observasi anomali (3,3%), seluruhnya berkorelasi dengan kondisi operasi kecepatan tinggi + sea state ekstrem.
5. Segmen kecepatan optimal untuk efisiensi EEOI adalah 10–12 knot (EEOI = 41,87 g CO<sub>2</sub>/ton·nm), dengan potensi penghematan 21,5% dibandingkan kecepatan operasi rata-rata aktual (12,76 knot).

### SARAN

Penelitian lanjutan direkomendasikan untuk: (1) memperluas dataset ke minimal 12 bulan untuk menangkap efek musiman yang lebih komprehensif; (2) mengembangkan model prediktif berbasis machine learning (random forest, gradient boosting) menggunakan statistik deskriptif ini sebagai baseline; (3) mengevaluasi dampak hull fouling terhadap peningkatan konsumsi bahan bakar melalui analisis koefisien hambatan dari data kecepatan-tenaga; (4) mengintegrasikan data AIS (Automatic Identification System) untuk validasi kecepatan dan rute; dan (5) melakukan analisis cost-benefit implementasi speed optimization program berdasarkan temuan EEOI penelitian ini.

### DAFTAR PUSTAKA

- [1] IMO, 2020, Fourth IMO Greenhouse Gas Study 2020, International Maritime Organization, London, 524 pp.
- [2] IMO, 2021, MARPOL Annex VI – Prevention of Air Pollution from Ships: CII and EEXI Regulations, MEPC.328(76), International Maritime Organization, London.
- [3] Molland, A. F., Turnock, S. R., and Hudson, D. A., 2017, Ship Resistance and Propulsion: Practical Estimation of Ship Propulsive Power, 2nd ed., Cambridge University Press, Cambridge.
- [4] Adland, R., Cariou, P., Jia, H., and Wolff, F. C., 2018, The energy efficiency effects of shaft power limitations in bulk shipping, *Transportation Research Part D*, vol. 64, pp. 390–400.
- [5] Coraddu, A., Oneto, L., Ghio, A., Savio, S., Anguita, D., and Figari, M., 2016, Machine learning approaches for improving onboard monitoring systems of naval vessels, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part M*, vol. 230, no. 2, pp. 136–153.
- [6] Montgomery, D. C. and Runger, G. C., 2018, *Applied Statistics and Probability for Engineers*, 7th ed., John Wiley & Sons, Hoboken.
- [7] Stopford, M., 2009, *Maritime Economics*, 3rd ed., Routledge, London.
- [8] Petersen, J. P., Jacobsen, D. J., and Winther, O., 2012, Statistical modelling for ship propulsion efficiency, *Journal of Marine Science and Technology*, vol. 17, no. 1, pp. 30–39.
- [9] Perakis, A. N. and Papadakis, N. A., 1989, Minimal time vessel routing in a time-dependent environment, *Transportation Science*, vol. 23, no. 4, pp. 266–276.
- [10] Johnson, H., Johansson, M., Andersson, K., and Soderstrom, B., 2013, Shipping and climate change – scope for CO<sub>2</sub> reduction, *Climate Policy*, vol. 13, no. 2, pp. 268–282.
- [11] Faber, J. et al., 2011, Marginal Abatement Costs and Cost Effectiveness of Energy-Efficiency Measures, MEPC 63/INF.2, IMO, London.
- [12] Woodyard, D., 2009, *Pounder's Marine Diesel Engines and Gas Turbines*, 9th ed., Butterworth-Heinemann, Oxford.

- [13] ITTC, 2012, Recommended Procedures: Practical Guidelines for Ship Self-Propulsion CFD, No. 7.5-03-02-03, International Towing Tank Conference.
- [14] Razali, N. M. and Wah, Y. B., 2011, Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests, *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, vol. 2, no. 1, pp. 21–33.
- [15] Tukey, J. W., 1977, *Exploratory Data Analysis*, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [16] Tezdogan, T., Demirel, Y. K., Kellett, P., Khorasanchi, M., Incecik, A., and Turan, O., 2015, Full-scale unsteady RANS CFD simulations of ship behaviour in head seas, *Ocean Engineering*, vol. 97, pp. 186–206.
- [17] Soner, O., Ölcer, A. I., and Mimouni, M. F., 2015, Development of a new fuzzy multi-criteria decision making framework for ship energy efficiency management, *Ocean Engineering*, vol. 102, pp. 63–70.
- [18] Wang, S. and Meng, Q., 2012, Sailing speed optimization for container ships in a liner shipping network, *Transportation Research Part E*, vol. 48, no. 3, pp. 701–714.
- [19] Corbett, J. J., Wang, H., and Winebrake, J. J., 2009, The effectiveness and costs of speed reductions on emissions from international shipping, *Transportation Research Part D*, vol. 14, no. 8, pp. 593–598.
- [20] Bialystocki, N. and Konovessis, D., 2016, On the estimation of ship's fuel consumption and speed curve: a practical approach, *Journal of Ocean Engineering and Science*, vol. 1, no. 2, pp. 157–166.
- [21] Dulebenets, M. A., 2018, Green vessel scheduling in liner shipping: Modeling carbon dioxide emission costs, *Transportation Research Part D*, vol. 59, pp. 295–311.
- [22] Jeon, M., Kim, Y., and Li, D. Q., 2020, Prediction of ship fuel consumption by using an artificial neural network, *Journal of Ocean Engineering and Science*, vol. 5, no. 4, pp. 386–396.